

مهندسی عمران فردوسی

https://civil-ferdowsi.um.ac.ir/



پیش‌بینی مهم‌ترین خصوصیت ژئومکانیکی توده سنگ با استفاده از روش‌های الگوریتم جستجوی هارمونی و الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری*

مقاله پژوهشی

DOI: 10.22067/jfcei.2022.72095.1056

هادی فتاحی [۱]　　　فرشاد ملک محمودی [۲]　　　حسین قائدی [۳]

چکیده به علت وجود مشکلات در ارزیابی تغییر شکل توده‌سنگ‌های درزه‌دار در مقیاس آزمایشگاهی، می‌توان برای در نظر گرفتن اثر مقیاس و درزه‌ها از روش‌های مختلف آزمایش برجا مانند آزمایش بارگذاری صفحه‌ای و دیلاتومتری استفاده کرد. اگر چه این روش‌ها در حال حاضر بهترین هستند، اما گران، زمان‌بر و دارای مشکلات عملیاتی در حین اجرا هستند. بنابراین در این مقاله برای غلبه بر این مشکلات، از الگوریتم‌های جدید جستجوی هارمونی (HS) و الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO) برای تخمین غیرمستقیم مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ استفاده شده‌است. در این مدل‌ها از امتیاز رده‌بندی توده سنگ (RMR)، مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ بکر (UCS)، عمق (D) و مدول الاستیسیته سنگ بکر (E_i) به‌عنوان پارامترهای ورودی و از مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ (E_m) به‌عنوان پارامتر خروجی استفاده شده‌است. در این مقاله، با استفاده از شاخص‌های آماری مختلف، مدل ایجادشده توسط الگوریتم‌ها، ارزیابی و اعتبارسنجی می‌شود. نتایج ارزیابی نشان داد که دقت رابطه برای الگوریتم جستجوی هارمونی با استفاده از شاخص‌های R^2 و VAF حدود ۰/۹۱-۰/۹۳ و درصد خطا با استفاده از شاخص‌های RMSE و MSE بین ۰/۰۰٤۲-۰/۰۰۰۰۱۷ است هم‌چنین دقت رابطه برای الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری با استفاده از روش R^2 و VAF حدود ۰/۹۵-۰/۹۲ و درصد خطا با استفاده از شاخص‌های RMSE و MSE بین ۰/۰۰۳۲-۰/۰۰۰۰۱۰ به‌دست آمد.

واژه‌های کلیدی مدول تغییرشکل‌پذیری، الگوریتم جستجوی هارمونی، الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری، توده سنگ.

Predicting the Most Important Geomechanical Parameter of Rock Mass Using the Harmony Search and Teaching Learning Based Optimization Algorithms

Hadi Fattahi　　Farshad Malekmahmoudi　　Hossin Ghaedi

Abstract *Due to the difficulties in assessing the deformation of jointed aggregates at the laboratory scale, various in situ testing methods such as plate loading test and dilatometry can be used to consider the effect of scale and joints. Although these methods are currently the best, they are expensive, time consuming, and have operational difficulties during implementation. Therefore, in this paper, to overcome these problems, new harmony search algorithms (HS) and teaching-learning optimization algorithm (TLBO) are used to indirectly estimate the modulus of rock mass deformation. In these models, the rock mass classification score (RMR), uniaxial compressive strength of virgin rock (UCS), depth (D) and the modulus of elasticity of intact rock (Ei) as input parameters and the modulus of rock mass deformability (Em) as output parameter Used. In this paper, Using different statistical indicators, the model created by the algorithms is evaluated and validated. The evaluation results showed that the relationship accuracy for the harmonic search algorithm using R^2 and VAF methods is about 0.91-0.93 and using the RMSE and MSE methods is between 0.000017-0.0042. Also, the relationship accuracy for the optimization algorithm Based on teaching and learning using R^2 and VAF methods, about 0.92-0.95 and using RMSE and MSE methods were between 0.00001- 0.0032.*

Key Words Deformation of modulus, harmony search algorithm, teaching-learning optimization algorithm, rock mass.

* تاریخ دریافت مقاله ۱٤۰۰/٦/۲ و تاریخ پذیرش آن ۱٤۰۱/۳/۲٤ می‌باشد.

(۱) نویسندهٔ مسئول، دانشیار، دانشکده‌ی مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.

(۲) دانشجوی کارشناسی، دانشکده‌ی مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.

(۳) دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده‌ی مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.

Email: h.fattahi@arakut.ac.ir

مقدمه

پارامتر مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ (به‌عنوان مهم‌ترین خصوصیت ژئومکانیکی) نشان‌دهندهٔ میزان تغییر شکل توده‌سنگ در پاسخ به هر گونه بارگذاری یا باربرداری می‌باشد. تعیین پارامتر تغییر شکل‌پذیری توده‌سنگ در بسیاری از پروژه‌ها حیاتی و ضروری است. این پارامتر در طراحی پروژه‌هایی که حتی نسبت‌به تغییر شکل‌های کم نیز حساس هستند اهمیت زیادی دارد. امروزه با توجه به اهمیت پارامتر مدول تغییرشکل‌پذیری در توصیف رفتار مکانیکی توده‌سنگ تحت فشار، از این پارامتر به‌عنوان پارامتر ورودی در اکثر آنالیزهای عددی المان محدود و المان مرزی، به‌منظور مطالعه توزیع تنش و جابه‌جایی در اطراف حفریات زیرزمینی استفاده می‌شود. استفاده از آزمون‌های برجا برای تعیین مدول تغییر شکل‌پذیری هم مستلزم صرف هزینه‌های گزاف و هم صرف وقت و دقت زیادی می‌باشد. به همین دلیل استفاده از روش‌های غیرمستقیم در دستور کار محققان برای تخمین این پارامتر مهم قرار گرفته‌است. یکی از روش‌های غیرمستقیم تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ، استفاده از روابط تجربی و طبقه‌بندی مهندسی سنگ‌هاست. این روابط بر مبنای پارامترهای ژئومکانیکی و سیستم‌های مختلف طبقه‌بندی توده‌سنگ از قبیل طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده‌سنگ RMR، شاخص مقاومت زمین‌شناسی GSI، شاخص کیفی سنگ RQD و سیستم طبقه‌بندی Q بنا نهاده شده‌اند که در ادامه به برخی از مهم‌ترین آنها اشاره می‌شود.

بنیاویسکی [1] برای اولین بار جزئیات طبقه‌بندی از توده‌های سنگی را با نام طبقه‌بندی ژئومکانیکی یا سیستم امتیازدهی به توده‌سنگ RMR منتشر کرد. سپس پریرا و لاجینا [2] سرافیم مدول تغییر شکل‌پذیری را براساس سیستم RMR ارائه کردند:

$$E_m = 2RMR - 100 \qquad RMR > 55 \tag{۱}$$

$$E_m = 10^{(RMR-10)/40} \qquad RMR < 55 \tag{۲}$$

ورمن و همکاران [3] به‌منظور تأثیر عمق تونل روی مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ از سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) و ارتفاع روباره (H) استفاده کردند و آن را در یک رابطه تجربی ارائه کردند:

$$E_m = 10^{(RMR-20)/38}\ GPa \tag{۳}$$

بنیاویسکی و نیکلسون [4] مدول تغییر شکل‌پذیری را با استفاده از مدول الاستیسته سنگ بکر (E_i) و سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) پیشنهاد کردند:

$$E_m = \frac{E_i}{100}\left(0.0028RMR^2 + 0.9e^{\frac{RMR}{22.83}}\right) \tag{٤}$$

در رابطه‌ای دیگر مهروترا [5]، با استفاده از آزمایش‌های جک تک‌محوری برای توده سنگ خشک و سنگ‌های ضعیف مدول تغییرشکل‌پذیری را مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) پیشنهاد کرد:

$$E_m = 0.3H^{\alpha} \times 10^{(RMR-20)/38} \qquad 0.16 < \alpha < 0.3 \tag{۵}$$

کایسر و دیدرکس [6] رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) به‌دست آوردند:

$$E_m = 7(\pm 3)\sqrt{Q'} \qquad Q' = 10((RMR-44)/21) \tag{٦}$$

در رابطه‌ای دیگر رید و همکاران [7] مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) را تخمین زدند.

$$E_m = 0.1(RMR/10)^3 \tag{۷}$$

هم‌چنین کیم [8] رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) ارائه کردند:

$$E_m = 300\exp(0.07RMR) \times 10^{-3} \tag{۸}$$

هم‌چنین میتری و همکاران [9] رابطه‌ای برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر مدول یانگ سنگ بکر (E_i) و طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) به‌دست آوردند:

$$E_m = 0.5E_i[1 - \cos(\pi(RMR/100))] \tag{۹}$$

بارتن و گریمستاد [10] فرمول تجربی جدیدی برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری بر اساس سیستم طبقه‌بندی Q به‌دست آوردند:

$$E_m = 25Log_{10}Q \quad Q > 30$$
$$E_m = 8Q^{0.4} \quad 1 < Q < 30 \qquad (۱۰)$$

هم‌چنین بارتن [11] رابطه‌ای را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی Q و مقاومت فشاری تک‌محوره (UCS) به‌دست آوردند:

$$E_m = 10Q_c^{(\frac{1}{3})} \quad Q_c = Q \times \frac{UCS}{100} \qquad (۱۱)$$

هوک و براون [12] رابطه زیر را برای پیش‌بینی E_m براساس شاخص مقاومت زمین‌شناسی (GSI) و مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ بکر (UCS) پیشنهاد کردند:

$$E_m = \sqrt{\frac{UCS}{100}} \times 10^{(\frac{GSI-10}{40})} \qquad (۱۲)$$

هم‌چنین، هوک و همکاران [13] روابط تجربی زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) و عامل اختلال (D1) پیشنهاد کردند:

$$E_m = \left(1 - \frac{D1}{2}\right)\sqrt{\frac{UCS}{100}} \times 10^{\left(\frac{GSI-10}{40}\right)} \qquad (۱۳)$$
$$UCS \leq 100\,(MPa)$$

$$E_m = \left(1 - \frac{D1}{2}\right) \times 10^{\left(\frac{GSI-10}{40}\right)} \qquad (۱٤)$$
$$UCS \geq 100\,(MPa)$$

هوک و دیدرکس [14] با استفاده از داده‌های چین و تایوان با انجام چندین آزمایش برجا، فرمول‌های زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) و عامل اختلال (D1) تخمین زدند:

$$E_m = 100000\left(\frac{1 - D1/2}{1 + e^{((75+25D-GSI)/11)}}\right) \qquad (۱۵)$$

$$E_m = E_i\left(0.02 + \frac{1 - D1/2}{1 + e^{((60+15D1-GSI)/11)}}\right) \qquad (۱٦)$$

ژانگ و انیشتن [15] در تحقیقی با استفاده از شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) و مدول تغییر شکل‌پذیری سنگ بکر (E_i) با استفاده از یک سری آنالیزهای رگرسیونی مطابق روابط زیر به تعیین مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ پرداختند.

$$\frac{E_m}{E_r} = 0.2 \times 10^{0.0186RQD-1.91} \qquad (۱۷)$$

$$\frac{E_m}{E_r} = 1.8 \times 10^{0.0186RQD-1.91} \qquad (۱۸)$$

$$\frac{E_m}{E_r} = 10^{0.0186\,RQD-1.91} \qquad (۱۹)$$

دییر و همکاران [16] بر اساس اطلاعات داده‌های برجای سد دورشاک که از شاخص کیفی توده سنگ (RQD) استفاده می‌شود مطابق رابطه زیر به تعیین مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ پرداختند.

$$E_m/E_r = 0.0231RQD - 1.32 \qquad (۲۰)$$

جوزه و همکارانش [17] براساس سیستم طبقه‌بندی (RMR) و مدول تغییرشکل‌پذیری سنگ بکر (E_i) با توجه به مطالعات موردی به همبستگی بالایی بین RMR و نسبت مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ رسیدند.

سونمز و همکاران [18] برای تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ، از سیستم شاخص مقاومت زمین‌شناسی (GSI)، مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ بکر (UCS) و مدول الاستیسیته سنگ بکر (E_i) که از مجموع ۱۱۵ داده آزمایش برجا دیلاتومتری و بارگذاری صفحه‌ای که از ساختگاه دو سد و نیروگاه در ترکیه گرفته شده بود، استفاده کردند. آنها توانستند با استفاده از رابطه تجربی زیر مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ را تخمین بزنند:

$$E_m = E_i(S^{\alpha})^{0.4} \qquad (۲۱)$$

$$s = \exp\left(\frac{GSI-100}{9-3D}\right) = $$
$$0.5 + \frac{1}{6}\left(e^{-GSI/15} - e^{-20/3}\right) \qquad (۲۲)$$

گاردنر [19] مدول تغییرشکل‌پذیری را مبتنی بر شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) و مدول یانگ سنگ بکر (E_i) پیشنهاد کردند:

$$E_m = \alpha_E E_i$$
$$\alpha_E = 0.0231RQD - 1.23 \qquad (۲۳)$$

انیشتن و ژانگ [20] رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر مدول یانگ سنگ بکر (E_i) و شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) ارائه دادند:

$$\frac{E_m}{E_i} = 10^{0.0186RQD-1.91} \quad (۲٤)$$

سینگ و پالستروم [21] روابط زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی شاخص توده سنگ (RMI) پیشنهاد کردند:

$$E_m = 7RMI^{0.4} \quad 1 < RMI < 30$$
$$E_m = 5.6RMI^{0.375} \quad 0.1 < RMI \quad (۲۵)$$

گوکچه اوغلو و همکاران [22] با استفاده از اطلاعات ساختگاه دو سد و یک نیروگاه در ترکیه رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD)، مقاومت فشاری تک‌محوری سنگ بکر (UCS) و درجه هوازدگی توده سنگ (WD) که مهم‌ترین پارامتر کنترل‌کننده مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ مورد مطالعه هستند، ارائه دادند:

$$E_m = 0.001\left[\frac{\left(\frac{E_i}{UCS}\right)\left(1+\frac{RQD}{100}\right)}{WD}\right]^{1.5528} \quad (۲٦)$$

کیوباسی و همکاران [23] رابطه تجربی زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر مدول یانگ سنگ بکر (E_i)، درجه هوازدگی توده سنگ (WD) و شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) ارائه دادند. آنها به این نتیجه رسیدند که رابطه ایجادشده از دقت قابل قبولی برخوردار است:

$$E_m = 0.135\left[E_i(1+RQD/100)/WD\right]^{1.1811}$$
$$E_m = 0.1423\left[\frac{E_i\left(1+\frac{RQD}{100}\right)}{WD}\right]^{1.1747} \quad (۲۷)$$

گالرا و همکاران [24] از روابط زیر برای تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ با استفاده از سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) و مدول یانگ سنگ بکر (E_i) استفاده کردند.

$$E_m = 147.28e^{(RMR-100)/24} - 0.202RMR \quad (۲۸)$$

$$E_m = e^{(RMR-10)/18} \quad (۲۹)$$

$$E_m = E_i e^{\frac{(RMR-100)}{36}} \quad (۳۰)$$

$$E_m = 0.0876RMR, \quad RMR \le 50 \quad (۳۱)$$

$$E_m = 0.0867RMR + 1.056(RMR-50)^2 \quad RMR > 50 \quad (۳۲)$$

چان و همکاران [25] رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ مبتنی بر RMR ارائه کردند.

$$E_m = 1.3326e^{0.0364RMR} \quad (۳۳)$$

نجاتی و همکاران در سال ۲۰۱٤، چون و همکاران در سال ۲۰۰۸ [25, 26] نیز از سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ استفاده کردند و توانستند یک پیش‌بینی با دقتی مطلوب ارائه کنند.

گرچه روابط بالا برای تخمین غیرمستقیم مدول تغییرشکل‌پذیری روشی ساده و کم‌هزینه است ولی این‌گونه روابط از درجه اعتماد کمی برخوردار هستند زیرا هم به‌صورت تئوری و هم بر مبنای شرایط ایده‌آل به‌دست می‌آیند. اگرچه تلاش‌های قبلی ارزشمند هستند اما به‌دلیل ساختارهای پیچیده در مهندسی سنگ و وجود عدم قطعیت که در ذات سنگ است، استفاده از این روابط در مناطق دیگر با خطا همراه بوده‌است. لذا امروزه با وجود پیشرفت در علم داده‌کاوی در جهت کاهش خطای محاسباتی و هم‌چنین مدل‌سازی رفتار خطی و غیرخطی داده‌ها، از روش‌های توسعه‌یافته هوش محاسباتی استفاده می‌شود. این روش‌ها ابزاری سریع، ارزان و با قابلیت بالا برای حل مسائل مهندسی هستند. با توجه به مطالعات فوق، همان‌طور که مشخص است به‌دلیل چند متغیره بودن پارامترهای ورودی، پیچیدگی در پارامترهای ژئوتکنیکی و هم‌چنین به‌دلیل نزدیک بودن روش‌های هوشمند به واقعیت مسئله، امروزه استفاده از الگوریتم‌ها برای ساخت تابع حالت حدی جایگزین بسیار مناسب برای روش‌های رگرسیونی و روش‌های تجربی هستند به همین دلیل در این مقاله، به‌دلیل افزایش دقت، گسترش روش‌های هوشمند، در نظر گرفتن عدم قطعیت در پارامترهای ورودی، وارد کردن چندین پارامترهای ورودی در رابطه و هم‌چنین قابل کاربرد بودن روابط به‌دست‌آمده در مطالعات موردی مشابه از الگوریتم‌های هوشمند جستجوی هارمونی (HS) و الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO) برای پیش‌بینی غیرمستقیم مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ، پیشنهاد شده‌است. در پایان به‌منظور

اعتبارسنجی از یک سری شاخص‌های آماری برای ارزیابی روابط به‌دست‌آمده استفاده شده‌است. نتایج نشان می‌دهد روابط به‌دست‌آمده از دقت بسیار بالایی برخوردار است.

خلاصه‌ای از روش‌های مورد استفاده در این تحقیق

الگوریتم جستجوی هارمونی HS

الگوریتم جستجوی هارمونی در سال ۲۰۰۱ اولین بار توسط گیم و همکاران [27] با بهره‌گیری از روند ساخت هارمونی مناسب توسط موسیقی‌دان‌ها طراحی و ارائه شد که طرح کلی آن برگرفته از رفتار طبیعی و واقعی موسیقی‌دان‌ها در ساخت بهترین هارمونی است. هارمونی در موسیقی اصطلاحاً به اجرای نت‌های متفاوت به‌صورت هم‌زمان می‌گویند که در نهایت تبدیل به آهنگی موزون و زیبا می‌شود. تلاش برای یافتن این هارمونی و هماهنگی در موسیقی، مانند پیدا کردن حل بهینه در مسائل بهینه‌سازی است. در سال‌های اخیر به‌دلیل محاسبات کم، مفهوم ساده، اجرای ساده، پارامترهای کم و کاربردی بودن برای مسائل بهینه‌سازی گسسته و پیوسته، الگوریتم جستجوی هارمونی به یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی در حل مسائل مختلف تبدیل شده‌است [28, 29]. این الگوریتم به‌دلیل الزامات ریاضیاتی کمتری که در مقایسه با سایر روش‌های فراابتکاری دارد می‌تواند در حل مسائل مختلف مهندسی از جمله در طراحی سازه‌های مهندسی سنگ سطحی و زیرزمینی به‌کار گرفته شود. گام‌های عمده و اصلی الگوریتم جستجوی هارمونی برای رسیدن به بهترین جواب (بهینه) به‌صورت زیر می‌باشد:

مرحله اول. معرفی مسئله بهینه‌سازی و پارامترهای الگوریتم.

ابتدا مسئله بهینه‌سازی به‌صورت رابطه (۳٤) تعریف و مشخص می‌شود.

$$\text{Minimize } f(x) \text{ subject to} \quad x_{iL} \le x_i \le x_{iU} \ (i=1,2,...,N) \qquad (۳٤)$$

که در آن، x_{iU} و x_{iL} کران بالا و پایین برای متغیرهای تصمیم‌گیری می‌باشند. در این گام پارامترهای الگوریتم شامل اندازه حافظه هارمونی (HMS)، سرعت بررسی حافظه هارمونی (HMCR)، نرخ تنظیم گام (PAR)، پهنای باند (bw) و ماکزیمم تعداد تکرارها (k) وارد می‌شوند.

مرحله دوم. تولید حافظه هارمونی اولیه به‌صورت تصادفی.

در این مرحله به‌صورت تصادفی از محدوده مقادیر ممکن مجموعه متغیرهای تصمیم، یک حافظه هارمونی به‌صورت رابطه زیر تشکیل می‌شود:

$$HM=\begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \cdots & x_N^1 & F(x^1) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ x_1^{HMS-1} & x_2^{HMS-1} & \cdots & x_N^{HMS-1} & F(x^{HMS-1}) \\ x_1^{HMS} & x_2^{HMS} & \cdots & x_N^{HMS} & F(x^{HMS}) \end{bmatrix} \qquad (۳۵)$$

که $F(x^t)$ مقدار تابع هدف به‌دست آمده با ازای بردار اول و HM، ماتریس حافظه هارمونی است.

مرحله سوم. اصلاح هارمونی جدید. در این مرحله با استفاده از سه مکانیزم انتخاب تصادفی، بررسی حافظه هارمونی و نرخ تنظیم گام یک هارمونی جدید بصورت $x^{new}=\left(x_1^{new},x_2^{new},...,x_N^{new}\right)$ تولید می‌کنند [27, 30, 31]، البته باید متغیرهای تصمیم تولید شده در این مرحله در محدوده مجاز واقع شوند. در انتخاب تصادفی، مقدار هر متغیر تصمیم‌گیری در برابر هارمونی جدید به‌طور تصادفی در محدوده مقدار با احتمال (HMCR-1) انتخاب می‌شود. HMCR که بین ۰ و ۱ متغیر است، میزان انتخاب یک مقدار از مقادیر ذخیره شده در HM است و (HMCR-1) میزان انتخاب تصادفی یک مقدار از محدوده احتمالی مقادیر است [32].

$$\begin{aligned} x_i' &= x' \in \left\{x_i^1, x_i^2, ..., x_i^{HMS}\right\} \text{ with HMCR} \\ x_i' &= x_i' \in x_i \text{ with (1-HMCR)} \end{aligned} \qquad (۳٦)$$

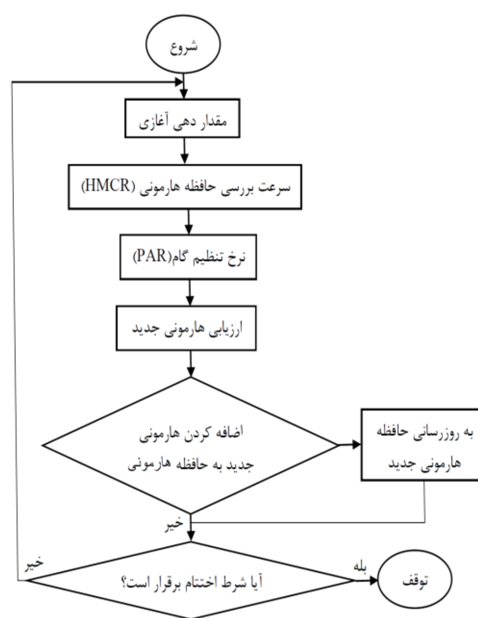
مطابق با رابطه (۳٦)، به‌عنوان مثال، اگر HMCR برابر ۰/۸۵ باشد الگوریتم با احتمال ۸۵ درصد بردار جدید را از بین بردارهای مرتب‌شده در حافظه هارمونی انتخاب می‌کند و با احتمال ۱۵ درصد بردار جدید به‌صورت تصادفی در محدوده مجاز انتخاب می‌کند.

مقدار هر متغیر تصمیم‌گیری به‌دست‌آمده از نظر حافظه برای تعیین این‌که آیا باید تنظیم شود یا خیر، بررسی می‌شود. اگر تصمیم تنظیم گام برای x_i' با احتمال PAR انجام شود. x_i' با $x_i' \pm u(-1,+1)\times bw$ جایگزین می‌شود، جایی که bw یک پهنای باند فاصله دل‌خواه برای متغیر طراحی پیوسته است و u(-1,+1) یک توزیع یک‌نواخت بین ۱- و ۱ است. مقدار (PAR-1) میزان عملکرد را تعیین می‌کند. بنابراین، تنظیم گام به هر متغیر به‌صورت زیر اعمال می‌شود:

$$x_i' = x_i' \pm u(-1,+1) \times bw \quad \text{with HMCR}$$
$$x_i' = x_i' \quad \text{with HMCR} \times (1\text{-PAR})$$ (۳۷)

مرحله ٤. به‌روزرسانی حافظه هارمونی. پس از تولید بردار هارمونی جدید x^{new}، حافظه هارمونی به‌روزرسانی می‌شود. اگر عملکرد بردار هارمونی جدید $x^{new} = \left(x_1^{new}, x_2^{new}, \ldots, x_N^{new}\right)$ از بدترین هارمونی موجود در حافظه بهتر باشد، به همراه مقدار تابع هدف متناظر، جایگزین آن می‌شود. بدترین هارمونی حافظه، حذف می‌گردد.

مرحله ٥. گام سوم و چهارم آن‌قدر تکرار می‌شود تا شرط توقف (k) را برآورده کند. مطابق با توضیحات بالا، شکل (۱) مراحل الگوریتم جستجوی هارمونی را نشان می‌دهد.



شکل ۱ فلوچارت و الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی هارمونی[27]

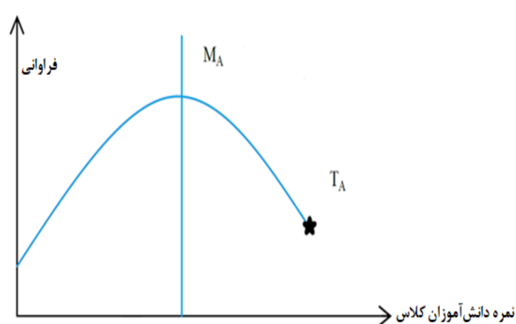
الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری TLBO

الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری، در سال ۲۰۱۱ توسط رائو و همکارانش ابتدا در مجله طراحی به کمک کامپیوتر، برای حل مسائل طراحی کامپیوتر مطرح شد، اما حدود یک سال بعد، این محققان الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری را در مقیاس گسترده‌تر و برای مسائل عمومی‌تر و مهندسی در مجله دانش‌های اطلاعاتی معرفی کردند [33].

الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری، برخلاف سایر روش‌های فراابتکاری که معمولاً از طبیعت الگو گرفته‌اند، از فرایند یادگیری در کلاس درس الگو گرفته‌است. این الگوریتم، فرایندی را که طی یک کلاس درس برای آموزش (معلم) و یادگیری (دانش‌آموز) رخ می‌دهد مدل می‌کند و از این مدل برای پیدا کردن جواب بهینه کمک می‌گیرد. خروجی الگوریتم در هر مرحله نیز، نمره دانش‌آموزها و سطح دانش آنهاست. در ادامه این الگوریتم در هر گام به‌صورت جزئی‌تر تشریح می‌شود.

تولید جمعیت اولیه

در اولین مرحله این الگوریتم، ابتدا یک سری نقاط تشکیل شده و به‌صورت تصادفی در فضای حل مسئله پخش می‌شوند. این نقاط در حقیقت، همان دانش‌آموزان کلاس درس هستند؛ سپس با توجه به تابع هدف اصلی مسئله و مختصاتی که هر یک از نقاط دارند، مقدار تابع هدف برای هر یک از این نقاط محاسبه می‌شوند این مقادیر تابع هدف در حقیقت نمره دانش‌آموزان کلاس و سطح دانش آنهاست. بدون این که از جامعیت مسئله کم شود، فرض می‌شود توزیع نمره‌ها، توزیع زنگوله‌ای شکل مطابق شکل (۲) می‌باشد.



شکل ۲ تولید جمعیت اولیه و انتخاب معلم

همان‌طور که در شکل نشان داده شده‌است. بهترین دانش‌آموز کلاس به‌عنوان معلم در نظر گرفته می‌شود. حال گام آموزش آغاز می‌شود.

گام آموزش

در این گام نقطه‌ای که بهترین وضعیت را از نظر تابع هدف دارد، به‌عنوان معلم در نظر گرفته شده و شروع به آموزش دیگران می‌کند. مدل‌سازی این گام به این صورت است که تمام نقاط دیگر که همگی وضعیت بدتری نسبت‌به معلم دارند، به طرف نقطه معلم حرکت می‌کنند. با این حرکت، میانگین توزیع به‌سمت معلم پیش می‌رود. البته چون در الگوریتم‌های فراابتکاری، همواره از عامل تصادفی‌ساز برای بررسی نقاط به‌صورت تصادفی استفاده می‌شوند، این حرکت توزیع به‌سمت معلم نیز، یک عامل تصادفی‌ساز دارد.

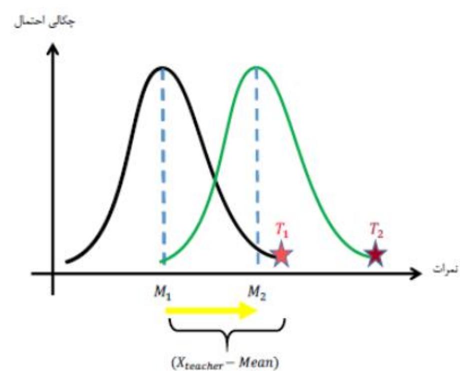
با فرض این‌که M_i میانگین سطح کلاس و T_i استاد در تکرار iام باشد، پس از آموزش استاد میانگین جدید بهبود می‌یابد و برابر T_i خواهد شد که با M_{new} نشان داده می‌شود. بنابراین پاسخ براساس اختلاف بین میانگین موجود و جدید طبق رابطه زیر به‌روز می‌شود:

$$\text{Difference}-\text{mean}_i = r_i(M_{new} - T_F M_i) \quad (۳۸)$$

در این رابطه، r_i یک عدد تصادفی در بازه ۰ و ۱ و T_F همان عامل آموزش معلم است. مقدار T_F به‌صورت تصادفی و با احتمال $T_F = \text{round}\left[1+\text{rand}(0,1)\{2-1\}\right]$ می‌تواند ۱ یا ۲ باشد. این اختلاف، پاسخ‌های موجود را براساس رابطه زیر اصلاح می‌کند:

$$x_{new,i} = x_{old} + \text{Difference}-\text{mean}_i \quad (۳۹)$$

شکل (۳) تغییرات رخ داده در گام آموزش را نشان می‌دهد.



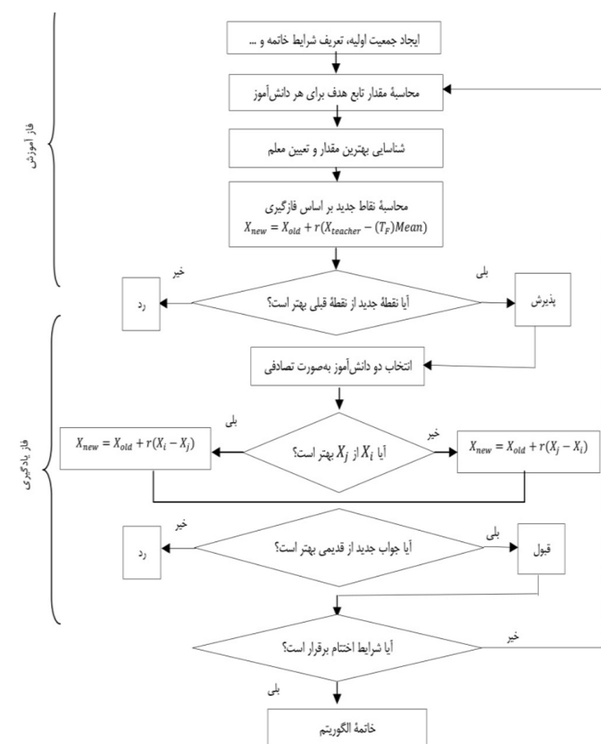
شکل ۳ تغییر سطح دانش کلاس در گام آموزش

گام یادگیری

در این گام از الگوریتم، یادگیری دانش‌آموزان یک کلاس از یکدیگر شبیه‌سازی می‌شود. به این صورت که، به‌ازای هر یک از دانش‌آموزان، یک دانش‌آموز دیگر به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود؛ سپس اگر دانش‌آموز دوم، از دانش‌آموز اول وضعیت بهتری از نظر تابع هدف داشته باشد، دانش‌آموز اول به‌سمت دانش‌آموز دوم حرکت می‌کند و در غیر این صورت، دانش‌آموز دوم به‌سمت دانش‌آموز اول می‌رود. بالطبع این حرکت نیز برای تنوع‌سازی الگوریتم، دارای عامل تصادفی است. این گام را می‌توان برای هر دانش‌آموز به‌صورت زیر نشان داد.

$$x_i^{new} = \begin{cases} x_i^{old} - r_i(x_j - x_i) \text{ if } f(x_i) \geq f(x_j) \\ x_i^{old} + r_i(x_j - x_i) \text{ if } f(x_i) < f(x_j) \end{cases} \quad (٤٠)$$

بعد از این مرحله نیز شرایط اختتام الگوریتم بررسی می‌شود و در صورت برقرار بودن الگوریتم خاتمه می‌یابد؛ در غیر این صورت، حلقه بار دیگر تکرار می‌شود. شکل (٤) مراحل الگوریتم بهینه‌سازی بر پایه آموزش و یادگیری را نشان می‌دهد.



شکل ٤ فلوچارت الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری [33]

مدل‌سازی و ارائه نتایج

در این قسمت به‌منظور مدل‌سازی برای تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ (E_m) با استفاده از یک پایگاه داده

[۲۵]، از الگوریتم‌های HS و TLBO استفاده می‌شود. در این پایگاه داده از چهار پارامتر ورودی شامل رده‌بندی توده سنگ (RMR)، مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ بکر (UCS)، عمق (D) و مدول الاستیسیته سنگ بکر (E_i) برای تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ (E_m) استفاده شده‌است. در مدل‌سازی با کمک الگوریتم‌های بهینه‌سازی، تکنیک آموزش و آزمون، یکی از متداول‌ترین روش‌های ایجاد الگوریتم‌های یادگیری برای توسعه روابط پیش‌بینی است. در این روش، داده‌های ورودی به‌طور تصادفی به دو دسته (داده‌های آموزش و آزمون) تقسیم می‌شوند. با استفاده از مجموعه داده‌های آموزش، روابط پیش‌بینی به‌دست می‌آیند و سپس با استفاده از مجموعه داده‌های آزمون، روابط پیش‌بینی به‌دست‌آمده مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. در این مطالعه برای تعیین رابطه بین مجموعه متغیرهای ورودی و خروجی از مجموعه داده‌های جمع‌آوری‌شده از محل ساخت جاده و راه‌آهن در کره توسط آزمایش‌های برجا دیلاتومتری و آزمون فشارسنج استفاده کردند. در مجموع ۶۰ مجموعه داده جمع‌آوری شد که از بین آنها به‌صورت تصادفی ۸۰ درصد مجموعه داده‌ها (۴۸ داده) برای آموزش و ۲۰ درصد مجموعه داده‌ها (۱۲ داده) برای ارزیابی صحت و دقت مدل‌ها استفاده شده‌است. جدول (۱) برخی از داده‌های ورودی و خروجی در این تحقیق را نشان می‌دهد.

در این مطالعه، پیش‌بینی تغییر شکل توده‌سنگ با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO دو معادله رگرسیونی یکسان غیرخطی به‌صورت زیر به‌دست آمده‌است:

$$E_m = (RMR)^{w_1} \times ((w_2 UCS)/w_3) + ((D)^{w_4}/w_5) \times (w_6 \times (E_i)^{w_7}) \quad (۴۱)$$

که در آن w_i عوامل وزن‌دهی متناظر برای پارامترهای ورودی هستند. از این مدل‌ها برای یافتن مقادیر بهینه عوامل وزن‌دهی براساس مجموعه داده‌های آموزش استفاده شده‌است. هدف یافتن مناسب‌ترین مدل برای داده‌ها با حداقل کردن خطا است. تابع عملکرد مدل، F(v) به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$F(v) = \sum_{i=1}^{m} (Y_{mea} - Y_{pre})^2 \quad (۴۲)$$

که در آن Y_{mea} و Y_{pre} به‌ترتیب مدول تغییر شکل توده‌سنگ اندازه‌گیری و پیش‌بینی‌شده توسط روابط پیش‌بینی هستند و m تعداد مشاهدات (نمونه‌ها) است.

هر دو الگوریتم HS و TLBO با استفاده از نرم‌افزار MATLAB کدنویسی و اجرا شده‌است. به همین دلیل برای دستیابی به یک راه‌حل قابل قبول و از بین بردنداده‌های پرت، مقادیر عددی پارامترهای ورودی و خروجی باید نرمال شوند. در واقع نرمال کردن داده‌ها تضمین می‌کند که داده‌های خام بازیابی شده از پایگاه داده کاملاً برای مدل‌سازی مناسب هستند. داده‌های ورودی و خروجی با استفاده از معادله (۴۳) به مقادیر بین ۰ و ۱ نرمال شده‌اند:

$$X_n = [(X_{mea} - X_{min})/(X_{max} - X_{min})] \quad (۴۳)$$

جدول ۱ بخشی از داده‌های مورد استفاده در این مطالعه [۲۵]

شماره داده	پارامترهای ورودی مدل‌ها				پارامتر خروجی
	RMR	UCS (MPa)	Depth (m)	E_i(GPa)	E_m(GPa)
۱	۲۱	۲۸/۴	۵	۲۰/۸	۳/۹۲
۲	۳۳	۱۴۸/۹	۸/۵	۵۴/۵	۵/۰۱
۳	۳۰	۱۲/۱	۹/۵	۱۷/۱	۴/۷۶
۴	۶۲	۸۲/۹	۲۰/۴	۴۲/۷	۷/۹۳
۵	۴۲	۱۰۹/۹	۸/۵	۴۹/۱	۵/۳۲
۶	۵۴	۷۰	۱۷/۵	۳۹/۱	۱۱/۰۸
۷	۷۱	۱۱۹/۹	۳۱	۵۰/۸	۱۷/۶۵
۸	۵۹	۲۱۳/۹	۸/۵	۵۹/۶	۱۹/۸۱
۹	۷۶	۲۱۹/۹	۱۷	۵۹/۶	۲۷/۲۶
۱۰	۶۲	۱۵۹/۹	۲۴	۵۵/۵	۱۹/۸۱

که در آن X_{mea} مقدار اصلی داده‌های خام، X_{min} و X_{max} به ترتیب نشان‌دهنده حداقل و حداکثر مقادیر داده‌های خام است. مطابق رابطه (۴۱) معادلات و ضرایب زیر به‌صورت غیرخطی برای تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ برای دو الگوریتم HS و TLBO به‌ترتیب به‌صورت زیر به‌دست آمده‌است:

$$E_m = (RMR)^{5.0862} \times ((1.1872D)/3.8985) + ((UCS)^{9.9971}/2.3909) \times (7.6816 \times (E_i)^{-2.0928}) \quad (۴۴)$$

$$E_m = (RMR)^{5.2281} \times ((1.1835D)/3.8361) + ((UCS)^{7.0259}/7.5) \times (12.1516 \times (E_i)^{-1}) \quad (۴۵)$$

لازم به ذکر است که رسیدن به روابط پیش‌بینی با خطای کم به پارامترهای تنظیم اولیه الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO وابسته است. در این مقاله، این پارامترهای تنظیم (جداول ۲ و ۳) با روش سعی و خطا تعیین شده‌اند.

جدول ۲ پارامترهای تنظیم‌شده برای اجرای HS

پارامترها	مقدار
ماکزیمم تعداد تکرار	۵۰۰۰
اندازه حافظه هارمونی	۵۰
تعداد هارمونی‌های جدید	۶۰
سرعت بررسی حافظه هارمونی	۰/۸۵
نرخ تنظیم گام	۰/۰۹
پهنای باند	۰/۰۵

جدول ۳ پارامترهای تنظیم شده برای اجرای TLBO

پارامترها	مقدار
ماکزیمم تعداد تکرار	۵۰۰۰
اندازه جمعیت	۵۰

اعتبارسنجی مدل

به‌منظور ارزیابی و تأیید اعتبار روابط به‌دست‌آمده توسط الگوریتم‌های HS و TLBO، چندین شاخص آماری یعنی ضریب همبستگی مربع (R^2)، شمول واریانس (VAF)، جذر میانگین خطای مربع (RMSE) و میانگین خطای مربع (MSE) به‌عنوان معیار دقت انتخاب شدند. در این معادلات، Y_{mea} و Y_{pre} به‌ترتیب مقدار اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ و n تعداد نمونه‌ها هستند. در این حالت، هرقدر مقدار RMSE و MSE به صفر نزدیک‌تر و مقدار R^2 و VAF به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد، مدل پیش‌بینی‌شده به‌عنوان مدل ایده‌آل پذیرفته می‌شود. به عبارت دیگر به واقعیت نزدیک‌تر می‌شود و خطای آن بسیار کم می‌باشد. روابط R^2، VAF، RMSE و MSE را می‌توان به‌ترتیب به‌صورت زیر تعریف کرد:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{n}(Y_{mea} - Y_{pre})^2}{\sum_{k=1}^{n} Y_{mea}^2 - \frac{\sum_{i=1}^{n} Y_{pre}^2}{n}} \quad (۴۶)$$

$$VAF = \left[1 - \frac{var(Y_{mea} - Y_{pre})}{var(Y_{mea})}\right] \quad (۴۷)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_{mea} - Y_{pre})^2} \quad (۴۸)$$

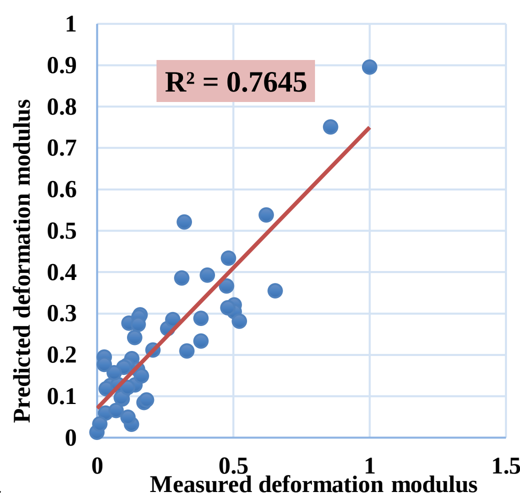
$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_{mea} - Y_{pre})^2 \quad (۴۹)$$

جدول ۴ اعتبارسنجی روابط پیش‌بینی با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO

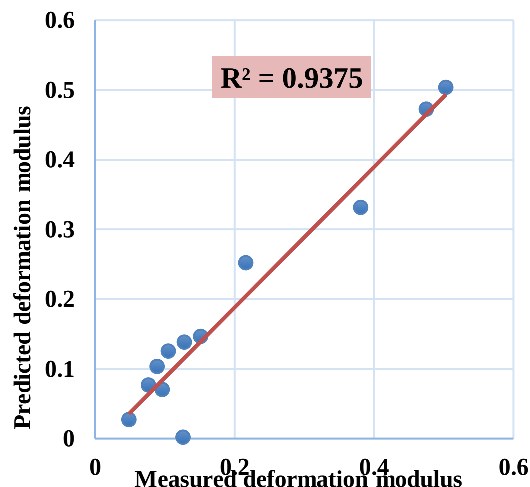
نوع الگوریتم	شرح	RMSE	VAF	R^2	MSE
HS	آموزش	۰/۰۴۱۴۵	۰/۸۱۲۷	۰/۷۶۴۵	۰/۰۰۱۷۱
	آزمون	۰/۰۰۴۲۱	۰/۹۱۷۰	۰/۹۳۷۵	۰/۰۰۰۰۱۷۷
TLBO	آموزش	۰/۰۲۴۰۲۲	۰/۸۲۲۴	۰/۷۴۲۷	۰/۰۰۰۰۵۸۷
	آزمون	۰/۰۰۳۲۰۷	۰/۹۲۴۰	۰/۹۵۵۶	۰/۰۰۰۰۱۰۲۸

مقادیر شاخص‌های عملکرد برای روابط پیش‌بینی به‌دست‌آمده (روابط ٤٤ و ٤٥) از الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO در دو حالت آموزش و آزمون در جدول (٤) نشان داده شده‌است.

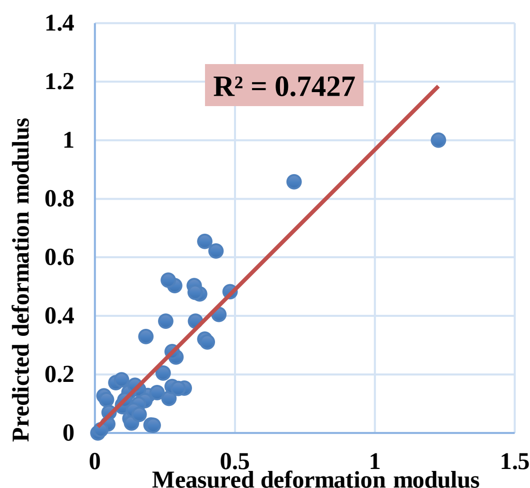
در ادامه شکل (٥-٨) رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده را در دو حالت آموزش و آزمون توسط الگوریتم‌های HS و TLBO با توجه با معادلات غیرخطی (٤٤) و (٤٥) را نشان می‌دهد.



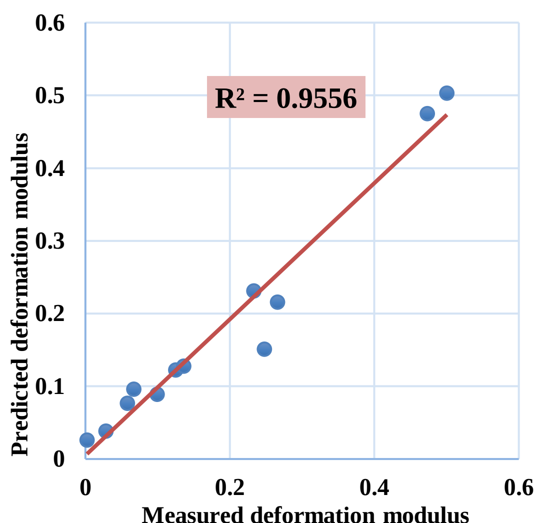
شکل ٥ همبستگی بین مدول تغییرشکل‌پذیری اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی برای داده‌های آموزش توسط الگوریتم HS



شکل ٦ همبستگی بین مدول تغییرشکل‌پذیری اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی برای داده‌های آزمون توسط الگوریتم HS



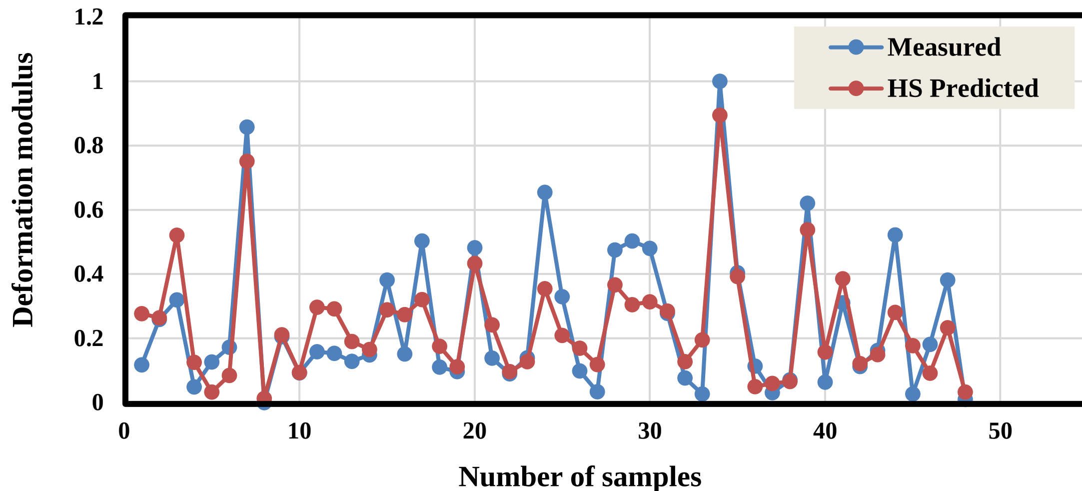
شکل ۷ همبستگی بین مدول تغییرشکل‌پذیری اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی برای داده‌های آموزش توسط الگوریتم **TLBO**



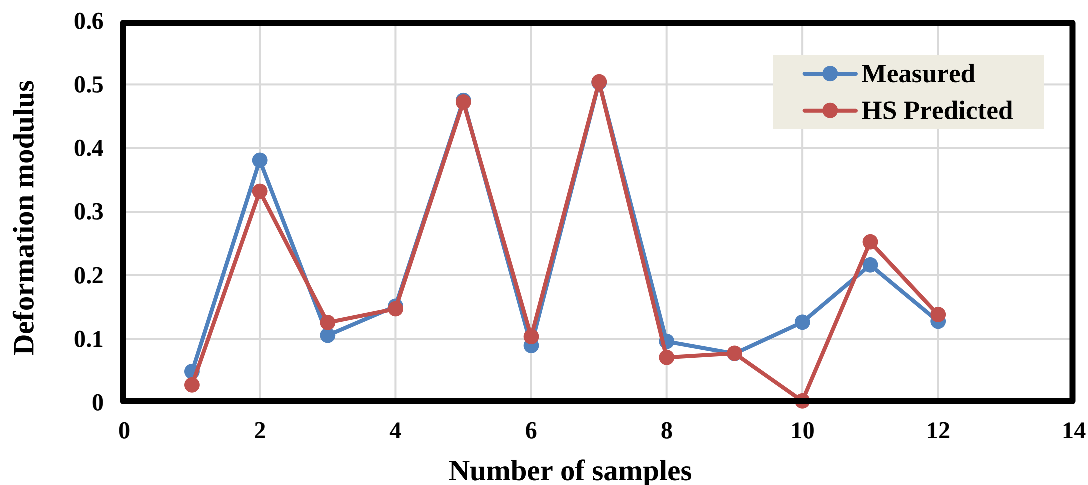
شکل ۸ همبستگی بین مدول تغییرشکل‌پذیری اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی برای داده‌های آزمون توسط الگوریتم **TLBO**

همان‌طور که از شکل‌ها و نتایج مشخص است مدل ایجادشده برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ به مقدار اندازه‌گیری‌شده بسیار نزدیک است و نتایج قابل قبولی را نشان می‌دهد. مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی شده از مدول تغییر شکل توسط مدل‌های بهینه‌سازی HS و TLBO و مقادیر اندازه‌گیری شده برای ٦٠ داده در مرحله آموزش (٤٨ مجموعه داده) و آزمایش (١٢ مجموعه داده) در شکل (٩ و ١٠) نشان داده شده‌است. مطابق با ارزیابی و صحت‌سنجی روابط و

هم‌چنین خروجی نتایج شکل‌های (۹ و ۱۰) به‌دلیل نزدیک بودن مقدار واقعی با مقدار پیش‌بینی‌شده روابط ایجاد شده توسط دو الگوریتم از دقت بالایی برخوردار است. بنابراین با داشتن این روابط تنها با جایگزین کردن مقادیر پارامترها، مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ با دقت بالایی تخمین زده می‌شود.



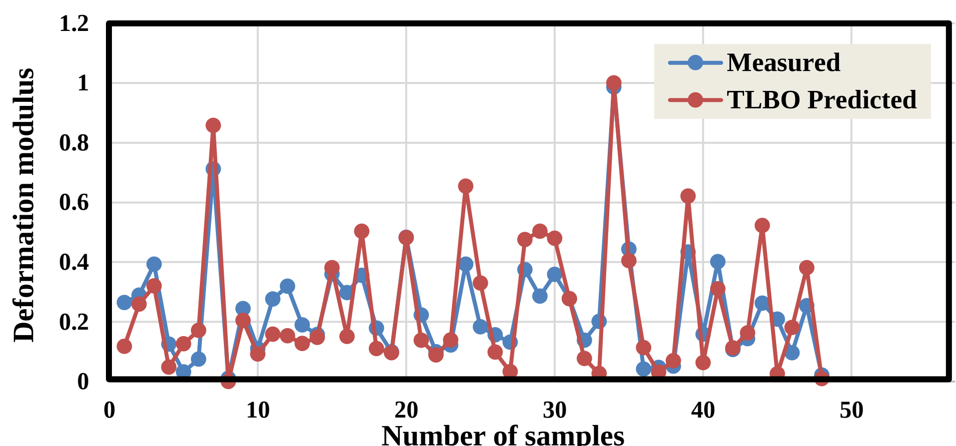
(الف)



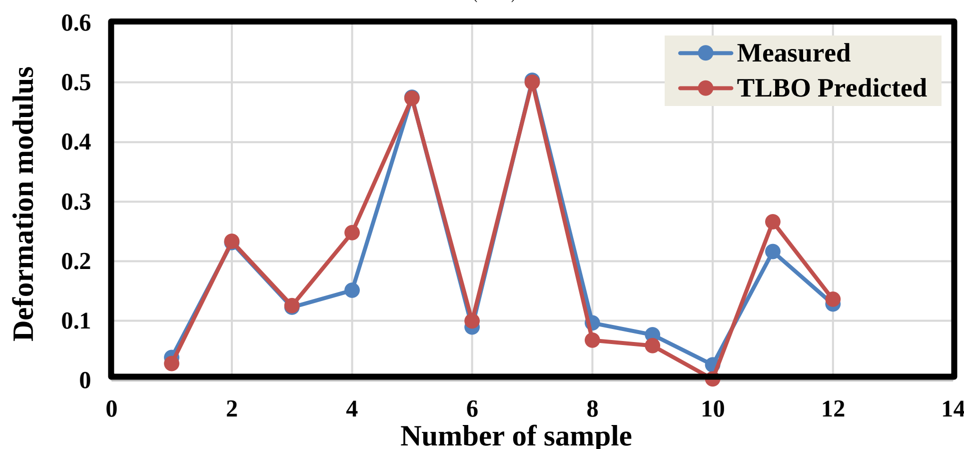
(ب)

شکل ۹ مقایسه بین مدول تغییرشکل اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی شده:

الف) داده‌های آموزش توسط الگوریتم HS، ب) داده‌های آزمون توسط الگوریتم HS



(الف)



(ب)

شکل ۱۰ مقایسه بین مدول تغییرشکل اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده: الف) داده‌های آموزش توسط الگوریتم TLBO ب) داده‌های آزمون توسط الگوریتم TLBO

نتیجه‌گیری

پارامتر مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ به‌عنوان مهم‌ترین خصوصیت ژئومکانیکی توده سنگ در طراحی انواع سازه‌های سنگی می‌باشد. این پارامتر توسط آزمایش‌های برجا نظیر آزمایش دیلاتومتری بارگذاری شعاعی، آزمایش جک صفحه‌ای و انواع آزمایش‌های دیگر قابل اندازه‌گیری می‌باشد. آزمایش‌های برجا به‌علت شرایط غیرقابل پیش‌بینی سازند، هزینه بالا، مشکلات عملیاتی و زمان‌بر بودن، در اجرا با مشکل مواجه می‌شوند. به همین علت بسته به نوع و اهمیت پروژه و یا در محل ابتدایی مطالعات پروژه‌های مهم، می‌توان از روش‌های غیرمستقیم به‌منظور تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری با استفاده از پارامترهای ژئوتکنیکی توده سنگ استفاده کرد. در این مقاله از الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO برای به‌دست آوردن روابط پیش‌بینی با دقت بالا استفاده شد. به‌منظور اعتبارسنجی روابط به‌دست‌آمده، از شاخص‌های ضریب همبستگی مربع (R^2)، شمول واریانس (VAF)، جذر میانگین خطای مربع (RMSE) و میانگین خطای مربع (MSE) برای هر یک از الگوریتم‌ها برای دو مجموعه داده آموزش (٤٨ داده) و مجموعه داده آزمون (١٢ داده) استفاده شد. مطابق با مقادیر به‌دست‌آمده، مشخص شد که دقت روش‌های هوشمند با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی ۰/۹۳–۰/۹۱ و میزان خطای آن ۰/۰۰٤۲–۰/۰۰۰۰۱۷ به‌دست آمد همچنین میزان دقت الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری ۰/۹۵–۰/۹۲ و خطای آن ۰/۰۰۳۲–۰/۰۰۰۰۱۰ محاسبه شده‌است. روابط حاصل شده به‌دلیل پایین بودن خطا و نزدیک بودن به مقدار اندازه‌گیری‌شده می‌توان به‌عنوان روابط مناسب برای تخمین مدول

تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ استفاده کرد. هم‌چنین با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از این مقاله می‌توان دریافت که الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO توانایی بالایی برای حل مسائل مهندسی سازه‌های سنگی سطحی و زیرزمینی در سایر موضوعات دارند.

مراجع

1. Bieniawski, Z., "Engineering classification of jointed rock masses". *Civil Engineer in South Africa*, Vol. 15, No. 12, (1973).
2. Serafim, J. Consideration of the geomechanical classification of Bieniawski. in Proc. int. symp. on engineering geology and underground construction. (1983).
3. Verman, M., et al., "Effect of tunnel depth on modulus of deformation of rock mass". *Rock mechanics and rock engineering*, Vol. 30, No. 3, pp. 121-127, (1997).
4. Nicholson, G. and Bieniawski, Z., "A nonlinear deformation modulus based on rock mass classification". *International journal of Mining and geological engineering*, Vol. 8, No. 3, pp. 181-202, (1990).
5. Mehrotra, V., "Estimation of engineering parameters of rock mass". *University of Roorkee*, Vol., (1992).
6. Diederichs, M. and Kaiser, P., "Stability of large excavations in laminated hard rock masses: the voussoir analogue revisited". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 36, No. 1, pp. 97-117, (1999).
7. Read, S., Perrin, N., and Richards, L. Applicability of the Hoek-Brown failure criterion to New Zealand greywacke rocks. in 9th ISRM Congress. *International Society for Rock Mechanics and Rock Engineering*. (1999).
8. Kim, G.-W. Revaluation of geomechanics classifications of rock masses. in Proceedings of the Korean geotechnical society of spring national conference, Seoul. (1993).
9. Mitri, H., Edrissi, R., and Henning, J., "Finite-element modeling of cable-bolted stopes in hard-rock underground mines". *Transactions-Society For Mining Metallurgy And Exploration Incorporated*, Vol. 298, No. pp. 1897-1902, (1995).
10. Grimstad, E. Updating the Q-system for NMT. in Proceedings of the International Symposium on Sprayed Concrete-Modern use of wet mix sprayed concrete for underground support, Fagemes, Oslo, *Norwegian Concrete Association*, (1993).
11. Barton, N., "Some new Q-value correlations to assist in site characterisation and tunnel design". *International journal of rock mechanics and mining sciences*, Vol. 39, No. 2, pp. 185-216, (2002).
12. Hoek, E. and Brown, E.T., "Practical estimates of rock mass strength". *International journal of rock mechanics and mining sciences*, Vol. 34, No. 8, pp. 1165-1186, (1997).
13. Hoek, E., Carranza-Torres, C., and Corkum, B., "Hoek-Brown failure criterion-2002 edition".

Proceedings of NARMS-Tac, Vol. 1, No. 1, pp. 267-273, (2002).

14. Hoek, E. and Diederichs, M.S., "Empirical estimation of rock mass modulus". *International journal of rock mechanics and mining sciences*, Vol. 43, No. 2, pp. 203-215, (2006).
15. Zhang, L. and Einstein, H., "Using RQD to estimate the deformation modulus of rock masses". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 41, No. 2, pp. 337-341, (2004).
16. Deere, D.U., Coon, R.F., and Merritt, A.H., *Engineering classification of in-situ rock*. 1969, Illinois Univ at Urbana Dept of Civil Engineering.
17. Jose, M., Galeral, M., and Alvarez, T., "Bieniawski evalution of the deformation modulus of rock masses: comparison of pressuremeter and dilatometer tests with RMR prediction". *1SP5-PRESSIO International Symposium*, Vol., (2005).
18. Sonmez, H., Gokceoglu, C., and Ulusay, R., "Indirect determination of the modulus of deformation of rock masses based on the GSI system". *International journal of rock mechanics and mining sciences*, Vol. 41, No. 5, pp. 849-857, (2004).
19. Gardner, W.S. Design of drilled piers in the Atlantic Piedmont. in Foundations and excavations in decomposed rock of the Piedmont Province. ASCE. (1987).
20. Zhang, L. and Einstein, H., "Using RQD to estimate the deformation modulus of rock masses". *International journal of rock mechanics and mining sciences (1997)*, Vol. 41, No. 2, pp. 337-341, (2004).
21. Palmström, A. and Singh, R., "The deformation modulus of rock masses—comparisons between in situ tests and indirect estimates". *Tunnelling and Underground Space Technology*, Vol. 16, No. 2, pp. 115-131, (2001).
22. Gokceoglu, C., Sonmez, H., and Kayabasi, A., "Predicting the deformation moduli of rock masses". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 40, No. 5, pp. 701-710, (2003).
23. Kayabasi, A., Gokceoglu, C., and Ercanoglu, M., "Estimating the deformation modulus of rock masses: a comparative study". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 40, No. 1, pp. 55-63, (2003).
24. Galera, M., Alvarez, M., and Bienawski, Z., "Evaluation of the deformation modulus of rock masses. Comparison by pressuremeter and dilatometer test". *ISP5–PRESSIO 2005*, Vol. 2, No. pp. 239-256, (2005).
25. Chun, B.-S., et al., "Indirect estimation of the rock deformation modulus based on polynomial and multiple regression analyses of the RMR system". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 46, No. 3, pp. 649-658, (2009).
26. Nejati, H.R., et al., "On the use of the RMR system for estimation of rock mass deformation modulus". *Bulletin of engineering geology and the environment*, Vol. 73, No. 2, pp. 531-540, (2014).
27. Geem, Z.W., Kim, J.H., and Loganathan, G.V., "A new heuristic optimization algorithm: harmony search". *simulation*, Vol. 76, No. 2, pp. 60-68, (2001).

28. Lee, K.S. and Geem, Z.W., "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice". *Computer methods in applied mechanics and engineering*, Vol. 194, No. 36-38, pp. 3902-3933, (2005).
29. Geem, Z.W., Global optimization using harmony search: Theoretical foundations and applications, in Foundations of Computational Intelligence Volume 3. 2009, Springer. p. 57-73.
30. Moh’d Alia, O. and Mandava, R., "The variants of the harmony search algorithm: an overview". *Artificial Intelligence Review*, Vol. 36, No. 1, pp. 49-68, (2011).
31. Yuan, X., et al., "Hybrid parallel chaos optimization algorithm with harmony search algorithm". *Applied Soft Computing*, Vol. 17, No. pp. 12-22, (2014).
32. Jaberipour, M. and Khorram, E., "Two improved harmony search algorithms for solving engineering optimization problems". *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, Vol. 15, No. 11, pp. 3316-3331, (2010).
33. Rao, R.V., Savsani, V.J., and Vakharia, D., "Teaching–learning-based optimization: an optimization method for continuous non-linear large scale problems". *Information sciences*, Vol. 183, No. 1, pp. 1-15, (2012).